论文

题目　　BP 神经网络在高速公路交通量预测中的应用

作　　者　孙学毅 孙学凡

指导老师　汪海洋

带队老师 冉北

学校名称　栾川县第一高级中学

摘要：本文介绍应用 BP 神经网络对高速公路交通量的预测，采用 Matlab 神经网络工具箱函数建立神经网络预测模型，运用该模型对高速公路的收费情况进行预测，从而间接预测该高速公路的交通量。

Abstract; This article introduces how to use the BP neural network in freeway traffic volume forecasting, adopting the Matlab neural networks toolbox function to build the neural networks forecast model, carrying on the model to forecast highway fees, thus indirectly forecasts this highway's volume of traffic.

关键词：四阶段法、单项分别、回归分析、时间序列、BP 神经网络等

目录

1 、基本原理…………………………………………………………….…5

2、神经网络预测高速公路交通量实例…………………………………6

3、结束语………………………………………………………………….12

4、参考文献……………………………………………………………13

BP 神经网络在高速公路交通量预测中的应用

高速公路在运营期间，为保障高速公路日常管理，提高路网的运行效率，预测高速公路的交通量就显得极为重要。而交通量预测准确与否，对高速公路规划与设计的影响巨大而深刻。交通量预测过大，必然过早占用大量资金，而造成土地等资源浪费和大量拆迁损失。而交通量预测偏小，则规划设计建设的高速公路在投入使用后会因实际交通量的迅速增加而产生交通饱和、车辆拥挤、运行效率降低、交通事故频繁等后果。所以，交通量预测的精度是高速公路远景规划的重要工作之一。由此可见，选择合适的预测方法尤其重要。

目前广泛应用的高速交通量预测方法主要四阶段法、单项分别、回归分析、时间序列、BP 神经网络等多种方法。各种方法各有利弊。其中，四阶段法是基于起讫点调查，要获得全部路段交通量比较困难；单项分别法以转移交通量为基准即预测中所有数据以车辆为单位，这样方法在经济发展水平和汽车保有量变化不大的情况下实用，而在上述因素发生变化时这种方法就失去了作用；回归分析法是在因果分析的基础上进行预测的，然而影响高速公路情况多变，导致利用这种方法变得复杂，准确度低；时间序列法是依时间的变化而变化的，从而使预测结果相互依赖，独立性较差；BP 神经网络尽管具有一定的局限性，但其并行处理、容错性、非线性等功能优于以上几种方法，更适合于分析交通量。特别是 BP 神经网络的反向传递并能修正误差的特性，使其预测精度较高。尤其适合于高速公路交通量预测精度。所

以本文利用 BP 神经网络技术对未来交通量进行预测，具有一定的使用价值，并在预测理论模型的基础上，进行 matlab 仿真试验，其结果表明采用 BP 神经网络建立的高速公路交通量预测精度高，实用性强。

1.基本原理

1986 年心理学家L.L.Mcclelland和D.E.Rumelhart提出了多层前馈网络的反向传播学习算法，简称BP算法。在实际应用中，80%-90% 的人工神经网络模型是采用误差反传算法 (Back Propagation，简称BP网络)[1]。

BP 算法的主要设计思想是，将输入信号通过隐层和输出层节点的处理计算得到的网络实际输出进一步与期望输出相比较，并计算实际输出与期望输出的误差，将误差作为修改权值的依据反向传播至输入层，再修正各层的权系数，并且反复这一过程，直到实际输出与期望输出的误差达到预先设定的误差收敛标准，从而获得最终的网络权值。

BP 算法的具体步骤如下：

(1)初始化权值及阈值为一系列小的随机数；

(2)给定输入向量X_1，X_2，…，X_n及目标输出Y_1，Y_2，…，Y_n；

$$S_j = \sum_{k=1}^{N} w_{jk} o_{jk} \qquad (1)$$

(3)从第一隐含层开始，逐层计算每个单元的静输入值；

式中，O_{j1}为输出到j单元上的k单元的输出值；N为与j单元相连的输出单元数；W_{jk}为j 单元与k单元之间的连接权值；

(4)由静输入值根据传递函数得出激活值a_{j};

$$a_j = f_j(s_j) \qquad (2)$$

（5）由激活值再计算其输出值o_j

$$o_j = G_j(a_j) \qquad (3)$$

式中，G为输出函数，对于中间层$G(a_j)=a_j$对于输出层则需根据输入输出模式具体确定函数G的形式；

(6)由输出层反向逐层计算连接权的修正值$\triangle W_{ij}$;

(7)重复(3)，(4)，(5)，(6)步骤直到使实际输出值与期望输出值的均方差达到最小。

2. BP 神经网络预测高速公路交通量实例

2.1 BP 神经网络对高速公路交通量预测模型建立

1）选取训练样本

以某省某地高速公路收费路段现金收入作为样本来源，实现基于BP神经网络的高速公路交通量的预测。根据资料[2]，某省某段高速公路共有三角城站、十八里铺站、馋口站、甘草店站、定远站和柳沟河站 6 个收费点，可以划分为 6 类(见表 1)。因此，输入层神经元数确定为 6，表示 6 个收费站年收入变量；输出层神经元个数确定为 6，表示 6 个收费站预测年收入变量作为输出变量；隐含层神经元的个数可以根据经验得到下面的公式，再通过反复调试得到合适的值。

$$x = \sqrt{n+m} + a$$

其中，n 为输入层神经元数，m 为输出层神经元数,x 为隐含层神经元个数，a 为 1～10 之间的整数。取 a=1，则此 BP 神经网络隐含

层神经元的个数 x=4。

表 1 某省高速公路收费路段现金收入情况汇总表

站名	2003	2004	2005	2006	2007	累计
三角城站	1370932	2223506	3074605	4068796	4079977	14817816
十八里铺站	9662640	9836911	11132274	30732316	69716501	131080642
馋口站	1881456	3119667	3844849	5621739	5212849	19680605
甘草店站	2672077	2816786	2391228	1663430	1710817	11254338
定远	1666739	2601223	2515853	2819506	3843714	13447305

站						
柳沟河站	2933960	2938901	3482488	2938822	3111878	15406049
累计	20187804	23536994	26441297	47844609	87675781	205686485

2）对训练样本数据进行预处理

为了提高神经网络的训练效率，在某些情况下需要对样本集数据作必要的预处理。注意：归一化的要求满足如下情况：

(1)对于越小越好指标，采用下面隶属度函数

$$x_t = U_{d_t}(X_t) = \begin{cases} 1 & X_t \le \min_t \\ \dfrac{\max_t - X_t}{\max_t - \min_t} & X_t \in d_t \\ 0 & X_t \ge \max_t \end{cases} \qquad (4)$$

(2)对于越大越好指标，采用下面隶属度函数

$$x_t = U_{d_t}(X_t) = \begin{cases} 1 & X_t \le \min_t \\ \dfrac{X_t - \max_t}{\max_t - \min_t} & X_t \in d_t \\ 0 & X_t \ge \max_t \end{cases} \qquad (5)$$

训练样本提供给网络的输入层。对于训练样本中每个属性的量输入运用上述公式进行归一化，使得它们落于 0.0～1.0 之间（表 2）。

3）构造训练样本

训练过程为：首先用 N 年各个收费站的年收入作为网络的输入，用 N+1 年各个收费站的年收入作为网络的理想输出，组成训练的样本

集对网络进行训练，使误差达到预定值。当误差达到预定值时，该网络就可以用来进行预测了。

表 2 归一化后的训练样本

站名	2003	2004	2005	2006	2007	累计
三角城站	1	1	0.92	0.92	0．96	14817816
十八里铺站	0	0	0	0	0	131080642
馋口站	0.98	0.88	0.83	0.14	0.05	19680605
甘草店站	0.84	0.92	0.1	0.1	1	11254338
定远站	0.96	0.95	0.99	0.96	0.97	13447305
柳沟河站	0.81	0.91	0.88	0.95	0.98	15406049

4）初步确定网络层数及隐层神经元数

由于多层的 BP 神经网络非常强, 如果多层 BP 神经网络的输出层采用 S 形传递函数（如 logsig），其输出值将会限制在一个较小的范围内（0, 1）；而采用线性传递函数则可以取任意值。所以，这里就选择两层的神经网络。即为单隐层的 BP 神经网络进行高速公路交通量的预测。

5）确定传递函数与训练函数

一个两层的 BP 神经网络，第一层采用 S 型传递函数，第二层采用线性传递函数，就可以模拟任何函数了。因此确定隐层传递函数为

“logsig”，输出层传递函数为“traingdx”。

2.2 训练网络

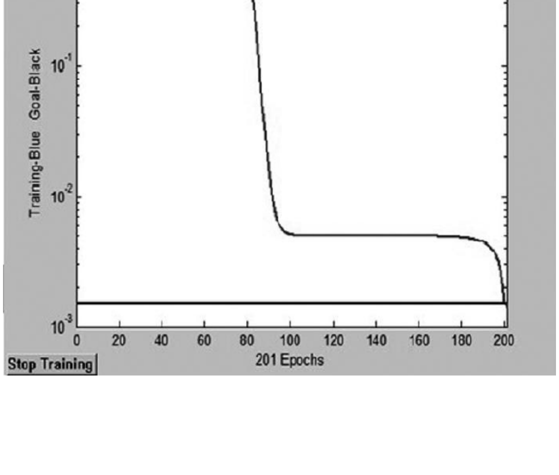
利用上述方法对表 2 中的数据进行训练[3]。训练后的网络才有可能满足实际应用的要求。训练参数设定为：训练次数 1000 次，训练目标为 0.0015～0.05 不等，隐层神经元数目为 7，其他参数取默认值。网络的目标误差达到要求。利用Matlab软件进行仿真得到如图 2～1 至 2～4 所示。

网络的训练代码如下：

```
net.trainParam.epochs=1000;
net.trainParamgoal=0.001;
%init 函数用于将网络初始化;
net=init(net);
net=train(net,P,T);
```

训练后分别得到 2004-2007 年训练误差曲线。

通过以上的训练可以看出，当隐层神经元数选择 7 时，误差较小，能够满足实际的要求，这种方法具有一定的可行性。



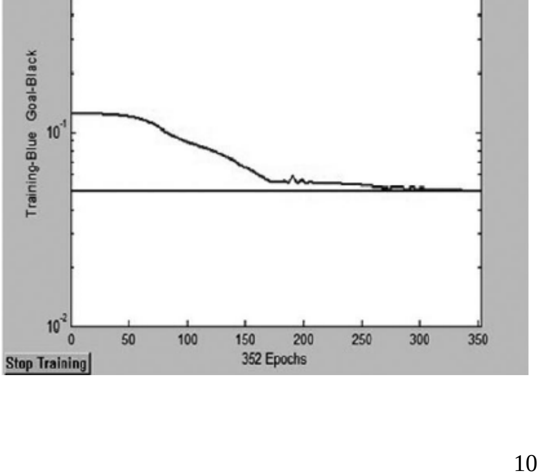
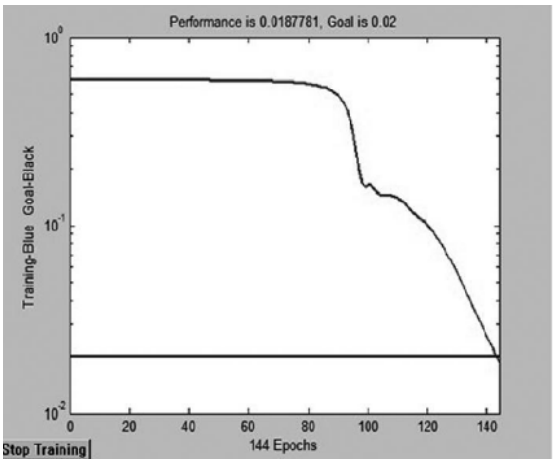


图 1 2004 年误差曲线

图 2 2005 年误差曲线



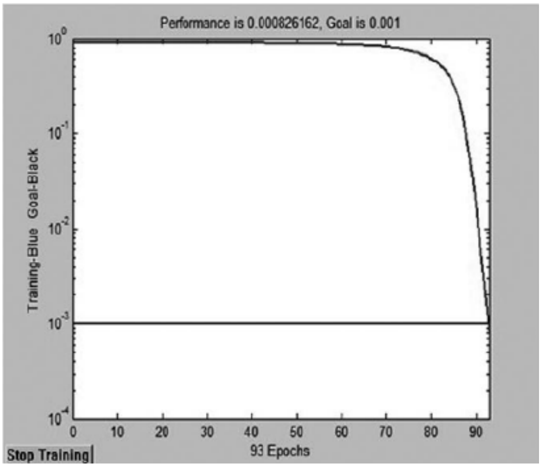


图 3 2006 年误差曲线

图 4 2007 年误差曲线

表 3 归一化的训练样本仿真结果

站名	2004 预测值	2005 预测值	2006 预测值	2007 预测值
三角城站	0.97	0.50	0.91	0.84
十八里铺站	0.03	0	0.12	0.08
馋口站	0.91	0.96	0.88	0.06
甘草店站	0.92	0	0.98	0.92
定远站	0.93	0.99	0.96	0.88
柳沟河	0.92	0.87	0.95	0.87

站				
绝对误差	0.03	0	0.12	0.08

2.3 利用训练后的网络确定参数建立模型

网络训练结束后，就可以利用训练后确定的参数及模型，进行预测仿真（如图 2～5），得到预测 2008 年的收费情况（表 4），从而按适时的高速公路收费费率，转换为交通量，即实现了对高速公路交通量的预测。

预测项目	模型预测值	还原为实际值
三角城站	0.987982	3039226
十八里铺站	0.000100	98983370
馋口站	0.002854	98715899
甘草店站	0.995600	2299358
定远站	0.988692	2970270
柳沟河站	0.990784	2767093

根据以上训练仿真预测，可以看出，当某段高速公路收费总量多时，此时这段高速公路的交通量就比较大，就有可能出现拥挤状态，高速公路的承载能力就强，反之亦然。

3．结束语

通过上述实例表明 BP 神经网络应用于高速公路交通量预测是可行的，这种基于区域的高速公路交通量预测方法其数据易得、成本较

低、预测精度有保证，适用于短期预测；与传统的预测方法相比，灵活性强、精度高，但是由于高速公路交通量是随着社会经济发展及交通通道的变化而变化的，仅靠历史统计数据对其进行预测还远远不够。因此，本文的研究还不完善，主要有以下几个方面：

1）由于神经网络自身的不稳定性导致预测结果的不稳定，所以寻找合适的方法，提高预测结果的稳定性。

2）训练样本数目较少，导致这种方法推广性不是很强。☆本文没有研究高速公路交通量与其收费之间的换算关系。

3）本文只考虑层数和隐层节点数，没有考虑权重初值也可能影响结果准确性。

4）训练样本数目较少，导致这种方法推广性不是很强。

5）本文没有研究高速公路交通量与其收费之间的换算关系。

6）本文只考虑层数和隐层节点数，没有考虑权重初值也可能影响结

果准确性。

参考文献：

[1]邵军力，张景，魏长华.人工智能基础.电子工业出版社[M].2000:165-187.

[2]钟强.基于 BP 神经网络的高速公路交通量的预测[J].甘肃科技纵横.2009(1).

[3]张德丰.MATLAB 神经网络应用设计.北京:机械工业出版社.2009(1).